



ユーザシステム協調型進化計算システムを利用した スマホゲームリコmendシステムの開発

メタデータ	言語: jpn 出版者: 計測自動制御学会 公開日: 2016-02-17 キーワード (Ja): ユーザシステム協調型進化計算, 対話型進化計算, スマホゲーム, リコmendシステム キーワード (En): 作成者: 廣石, 大地, 渡邊, 真也 メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/10258/3864

ユーザシステム協調型進化計算システムを利用した スマホゲームリコメンドシステムの開発

著者	廣石 大地, 渡邊 真也
雑誌名	計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会講演論文集
巻	2015
ページ	615-620
発行年	2015-11-18
URL	http://hdl.handle.net/10258/3864

ユーザシステム協調型進化計算システムを利用したスマホゲーム リコメンドシステムの開発

○廣石大地 渡邊真也（室蘭工業大学）

概要 ユーザシステム協調型進化計算を利用したスマホゲームリコメンドシステムの提案を行う。本システムの特徴は、ユーザの好みに関する情報に加え信頼性の高い評価サイトによるアプリ評価およびアプリ間の関連性を考慮したリコメンドを行う点にあり、ユーザ単独で好みのゲームを探す場合に比べより満足度の高いアプリの探索実現を目標としている。本発表では、スマホゲームアプリの特徴づけおよびアプリ間の類似度の算出をどのように定義し、システムへ組み込んだのかについて特に焦点を当て、その妥当性について検証を行う。

キーワード: ユーザシステム協調型進化計算, 対話型進化計算, スマホゲーム, リコメンドシステム

1 はじめに

日本のスマホゲーム市場は近年、大きな成長が続いている。Appleの「アップストア」や、Googleの「Google Play」の売上は増加の傾向にあり、また、日本のユーザがスマホゲームをしている延べ時間は世界でも突出して長い。さらにスマホアプリ全体に占めるゲームの売上高は日本ではアップストア、GooglePlayともに90%と高く、ゲームがスマホアプリを大きく引っ張る現状であることがわかる¹。今や日本のゲームの中心はスマホゲームであり、今後もスマホに乗り遅れたゲーム事業者がスマホゲームへのシフトを進め、巻き返しを図ってくることを考えると、市場規模はますます拡大することが予想されている。

しかし、市場の売上とは相反し、ゲームアプリのダウンロード数が、横ばいないしは減少しつつある。これは市場の大規模化に伴うスマホゲームの大量製造によるゲーム選択の困難さや、新作を次々に楽しむ時期を過ぎ、特定のゲームだけを集中して遊ぶようになってきたことが原因として考えられる。その他、一部のスマホゲームユーザは、お金を払って買った仮想アイテムやキャラクターなど多くの資産を持っているため、よほど新規性がないと、新しいゲームで継続的に遊ぶとは考えない。さらには、その急速な市場規模の拡大によって、スマホゲームは流行の変動が大きく、ユーザはスマホゲームの流行を捕らえにくい。それにより、スマホゲームの選択が難しく、新規スマホユーザは定番タイトルのゲームを選択してしまう傾向にある等といった理由もその背景にあると思われる。

以上から、現在の日本のスマホゲーム市場は、新作タイトルがなかなかヒットしないという特徴を持っており、実際、販売ランキングの上位に新作ゲームが入りにくく、定番タイトルが上位を占める状態が続いている。その中には、1年から数年も経過しているゲームも少なくない。

一般に、スマホゲームを選択する際には、自分の好きなゲームジャンル、特徴を基に選択する方法や、スマホゲームレビューサイトなどの専門的なレビューによる外部の情報を基に選択する方法などがある。しかしながら、前者の場合、専門的なレビューが少ないため本当に自分に合うゲームかどうかの判断が難しく、後者の場合、専門的なレビューがあるものの、多くのゲームから選択するとなると、手間と時間が多く掛かって

しまうという問題点がある。

そこで、本研究では、ユーザシステム協調型進化計算 (Cooperative Evolution by User and System: CEUS)¹⁾を用いたスマホゲームリコメンドシステムの提案を行う。提案システムは、上述の自分の好きなゲームジャンル、特徴を基に選択する方法とスマホゲームレビューサイトなどの専門的なレビューによる外部の情報を基に選択する方法を融合したものを目指したものであり、その目的は低いユーザ負担での嗜好に合ったスマホゲームのリコメンドである。CEUSは、ユーザ評価とシステムによる評価を組み合わせた最適化を実現しており、提案システムに最も合致したアプローチとして採用した。実際に、先行研究としてアバター作成支援システムがあり、ユーザの嗜好を取り入れた半自動のアバター作成を行うことが出来ている²⁾。従来より広く行われている対話型進化計算 (Interactiv Evolutionary Computation: IEC) と異なり、CEUSにおけるユーザ評価のタイミングは任意であり、IECに比べユーザ負担が軽いという特徴を持つ。

2 ユーザシステム協調型進化計算

ユーザシステム協調型進化計算 (Cooperative Evolution by User and System: CEUS) は、進化計算 (Evolutionary Computation: EC) を応用した進化計算である。本章ではECや、ECを基にした計算手法について説明を行う。

2.1 進化計算

ECは、自然界の生物の進化の過程にヒントを得て考案された手法であり、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA)、遺伝的プログラミング (Genetic Programming: GP)、進化戦略 (Evolution Strategy: ES) など様々なアルゴリズムが研究されている。ECはシステムの構造や設計データを生物の遺伝子 (染色体) と解釈し、その染色体の評価を行う。評価の高い染色体を生き残らせ、個体間で染色体を交叉し、さらに突然変異させ、次の世代の染色体とする。この手順を繰り返すことで、複雑なシステムを最適化することができ、定量的に評価できるものでは、十分な探索コストを費やすことで品質の高い解を発見できる³⁾。一方で、音楽や絵など個人の嗜好に完全に沿ったモデルの実現は、コンピュータのみの評価では十分な評価を行えず難しいと考えられる。

¹新作が売れないスマホゲーム市場に成熟化の暗雲 | 日経カレッジパフェ <http://college.nikkei.co.jp/article/42690111.html>

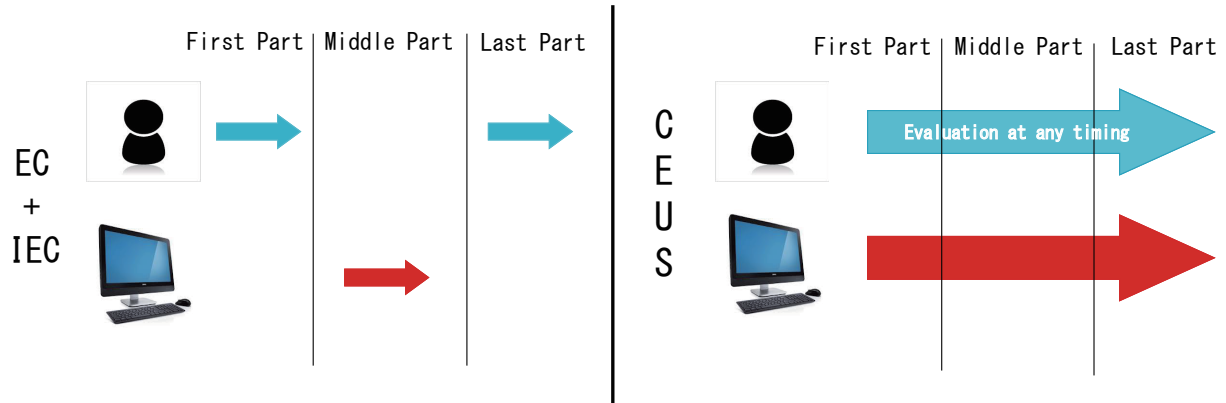


Fig. 1: Feature of CEUS

2.2 対話型進化計算

2.1 節で述べた問題を解決する方法として、ECに評価する人間を組み込む対話型進化計算 (Interactiv Evolutionary Computation: IEC) が注目されている。IEC はユーザの感性による評価を用いることで、ユーザの嗜好や感情などの計算機上で明確に表現できないものに対して最適化を行なうことができる。しかし、探索コストが増加するとユーザが疲労してしまうため、ECに比べて非常に少ない評価回数で探索を行わなければならない、集団サイズや世代数が制限されてしまうという問題点が指摘されている。

2.3 協調型進化計算

近年、IEC におけるユーザの疲労を抑えるため、あるいは質的、量的な目的関数を同時に最適化するために IEC と EC を組み合わせる試みが行われている。例えば、一定世代ごとにユーザが解候補を評価する方式、ユーザが評価を行うか行わないかを一定世代ごとに選択できる方式、多目的で GA を行った後に単目的の対話型 GA を行う方式等が提案されている。しかし、これらの手法はシステムとユーザの役割やユーザが操作を行うタイミングが固定的である。そのため、EC の探索ではユーザの嗜好を即座に反映できない、ユーザの嗜好が変化した場合など対応できないといった課題が残されている。

一方、CEUS は探索の役割分担の動的な変更を可能とする方式であり、ユーザによる操作をもとに以後の探索における解の生成や質的な評価にユーザの嗜好を反映させる。CEUS は、質的、量的な目的関数の双方を同時に最適化する問題を対象としており、明示的に定義された適応度を持ち、質的な目的関数の値はユーザの操作から学習する。また、CEUS は任意のタイミングで探索の役割の変更を許すため、ユーザの嗜好を即座に探索に反映することができ、ユーザの嗜好が変化した場合の対応が可能である。解候補の生成および評価をすべてシステムに割り当てることで非対話型の探索を行うことができ、任意のタイミングでいずれかの操作をユーザが担当することで、対話型の探索を行うことができる。Fig. 1 に EC と IEC を組み合わせたものと CEUS の違いを示す。

3 協調型進化計算を用いたスマホゲームリコメンドシステム

本研究では、前章で述べた CEUS を用いたスマホゲームリコメンドシステムを提案する。提案するシステムでは、ユーザの嗜好を推定するために各ゲームにジャンルやスマホゲームレビューサイト²のレビューの文中から決定した特徴に対して、タグ付けを行い評価に用いている。

ここでは、提案システムの概要について述べたうえで、非対話部分における評価、ゲームジャンル、フィルタ処理といった詳細部分の説明を行う。

3.1 システムの概要

本システムの評価は、自動で選択されたゲームの候補をユーザが任意のタイミングで評価することによる個体生成を行っており、受動的で負担感の少ないシステムの実現を目指している。その目的は、ユーザの嗜好に合ったスマホゲームをより少ないユーザ負担で生成することであり、ユーザ自身に対する気づきを与える効果を副次的な効果として考える。

3.2 システムの流れ

本システムでは、好みのゲーム情報についての入力から始まり、外部評価及びユーザ評価に基づいて最適化を行う。ゲームのジャンルはその関連度合いによって評価や、交叉に用いられており、本システムの重要な役割を果たすことから、ジャンル、ジャンルのタグ付け、及びジャンルの関連度合いに関しては、改めて 3.3 節で説明する。

Fig. 2 に本システムの流れを示す。以下、大まかな説明を行う。

Step1 ユーザ情報入力 ユーザは性別、好きなゲームジャンル、使用している端末の OS を入力する。

Step2 初期化 世代数 $g = 0$ 、終了世代数を $g_{\max}$ とし、 N 個の個体 $x_j (j = 1, \dots, N)$ を生成する。その際、入力したユーザ情報を元に、7 割の確率で好きなゲームジャンルから個体を選択し、3 割の確率でランダムに個体を選択し、生成を行う。

Step3 遺伝的操作 母集団の N 個の個体をユーザに提示していき、 N 個の個体に対して以下の Step3-1 及び Step3-2 を行い、次世代の母集団を生成する。

²Appliv <http://app-liv.jp>

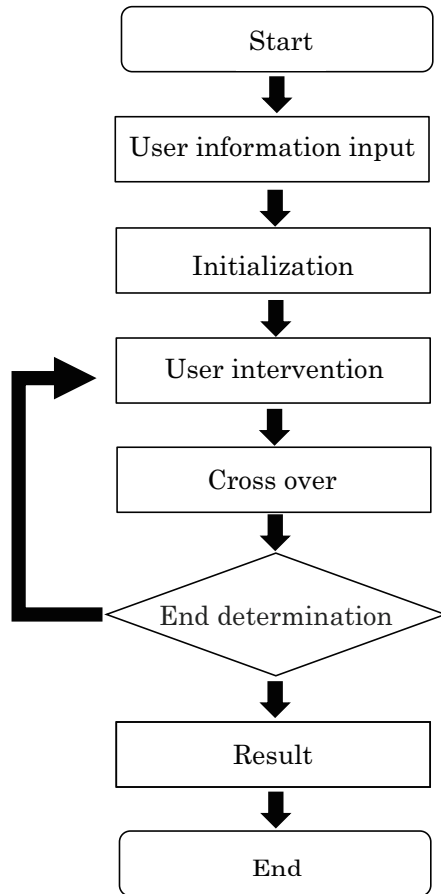


Fig. 2: Flowchart of the proposed system

Step3-1 ユーザ介入 ユーザが x_j を気に入った場合、ユーザによる評価 (対話型評価) を行う。ユーザによる評価が行われたものは、アーカイブとして保存され、次世代以降の個体のユーザの評価の推定に活用される。

Step3-2 交叉 ゲームジャンルの情報を用いて、次世代候補を作成する。一つ前の世代からランダムに2個体選択し、ジャンルに関する交叉を行うことで、新しい個体を2つ生成する。その2つの個体から、ユーザのステータス情報や、アーカイブの情報を元に、ジャンルの関連度合いを算出することで1つ選択し、その個体を次世代候補とする。

Step4 終了判定 $g = g + 1$ とし、 $g < g_{\max}$ なら Step3 へ戻る。 $g = g_{\max}$ なら探索を終了し、母集団の中で最も評価値の良い個体をユーザに提示する。

上記で示した様に、本システムはユーザ介入の情報を利用した推定評価に基づき最適化が行われる。ここで、推定を行うためにジャンルの評価が用いられる。

3.3 ジャンル

各個体はゲームジャンルによるタグ付けがなされている。タグ同士の関連度合いを用いることにより、タグの重み付けをし、ジャンルに対する最適化を行っていく。タグ同士の関連度合いについては、事前にゲーム好きな方にアンケートを行い、その結果を用いた (Table 1)。Table 1 の値は1が最も近く、10が最も遠いことを表す。

3.3.1 タグ付け

ゲームジャンルの種類を N とすると、各個体は $S_i (i = 1, \dots, N)$ を構成する。それぞれ、 S_0 は「RPG ジャンル」、 S_1 は「育成ジャンル」... というふうに各ジャンルが対応しており、もし S_i のジャンルであるゲームならば、 S_i に '1' を割り当て、含まれないジャンルならば '0' を割り当てる。このようにしてゲームのジャンルタグ付けを行っていく。

3.3.2 ジャンルの関連度合い

基準となる個体 A のジャンル $S_i (i = 1, \dots, N)$ と、個体 B のジャンル $T_j (j = 1, \dots, N)$ のジャンルの関連度合い R は以下のような式で求める。ここで、 r_{ji} は Table 1 の各ジャンル同士の関連度合いの数値を表し、 t は個体 B が持つジャンル数である。

$$R = \sum_{j=0}^N \sum_{i=0}^N \frac{r_{ji}}{t} \quad \text{if } S_i = T_j = 1 \quad (1)$$

3.4 評価

本システムの評価値は、インターネットから取得した外部情報に基づいて行われる外部評価 $f_{\text{external}}(x_j)$ と、ユーザ情報入力画面で得られた情報、及び、ユーザの直接の評価に基づいて評価を行うユーザ評価 $f_{\text{user}}(x_j)$ の重み付き線形和によって定義する。尚、評価値は高いほど良い個体としている。

3.4.1 外部評価との組み合わせ

外部評価の利点として、様々なデータを取り入れられることから、ユーザが好きなゲームの特徴を推定し、よりユーザの嗜好に則した個体を提示できるようにすることが重要であると思われる。そのため、各個体の内部情報を特徴としてタグ付けを行う必要がある。特徴のタグ付けについては3.4.3節で改めて説明する。

また、CEUS の評価法として、終盤にユーザ評価を高くするという評価方法は、本システムでも有用であると考えられるため、その点においても、ユーザの嗜好を推定することは重要である。

3.4.2 外部評価

外部評価は、インターネットから取得したレビューのゲーム評価によるレビュー評価 $f_{\text{reviewer}}(x_j)$ と、ユーザの好みのジャンルとの関連度合いによる評価 $f_{\text{relation}}(x_j)$ の重み付き線形和によって評価値を与える。
レビュー評価

スマホゲームレビューサイトの評価情報を元に評価値を算出する。 $f_{\text{reviewer}}(x_j)$ は以下のような式で求める。

$$f_{\text{reviewer}}(x_j) = 1 - \frac{\text{大ジャンル内順位}}{\text{大ジャンル内のゲーム総数}} \quad (2)$$

Table 1: Distance between genres

$S_i \backslash T_j$	RPG	Cultivation	Action
RPG	0	5	3
Cultivation	5	0	5
Action	3	5	0

ステータス評価

ユーザ情報入力で得たユーザの好きなジャンルの情報を元にタグ同士の関連度合いの評価を行う。 $f_{\text{status}}(x_j)$ は以下のような式で求める。ユーザの好きなジャンルの情報を持った S_i 、評価したい個体のジャンル T_j 、及び、ジャンル数 t とし、 r_{ji} は Table 1 の各ジャンル同士の関連度合いの数値を表している。

$$f_{\text{status}}(x_j) = \sum_{j=0}^N \sum_{i=0}^N \frac{r_{ji}}{t} \quad \text{if } S_i = T_j = 1 \quad (3)$$

以上から、外部評価は以下ようになる。

$$f_{\text{external}}(x_j) = f_{\text{reviewer}}(x_j) * \alpha + f_{\text{status}}(x_j) * (1 - \alpha) \quad (4)$$

レビュアー評価とステータス評価の重み α の割合は、ゲーム選択の際にレビュアーの評価の方が重要であると考え、 $\alpha = 0.6$ と設定している。

3.4.3 ユーザ評価

ユーザ評価 $f_{\text{user}}(x_j)$ はゲームの特徴を評価することで評価値を求める。

特徴評価では予めゲームに付けられた特徴タグを元に、その特徴を用いた評価を行う。ゲームの特徴タグ付けの方法は、詳細なジャンルから推測される特長を予め設定しておくことで設定する。

特徴評価の重み α は、アーカイブに保存したゲーム数が増えるごとに大きくなるように設定しており、ユーザの嗜好が分かるにつれて特徴評価の値が大きくなる。

3.4.4 ハイブリッド評価

個体の評価値は、外部評価値とユーザ評価値の重み付き線形和であるハイブリッド評価値を与える。個体 x_j の外部評価値を $f_{\text{external}}(x_j)$ 、ユーザ評価値を $f_{\text{user}}(x_j)$ としたとき、ハイブリッド評価値 $f_{\text{hybrid}}(x_j)$ の導出式を以下に示す。

$$f_{\text{hybrid}}(x_j) = f_{\text{external}}(x_j) * (0.5 - 0.5 * \frac{\omega - 1}{\omega_{\max}}) + f_{\text{user}}(x_j) * (0.5 + 0.5 * \frac{\omega - 1}{\omega_{\max}}) \quad (5)$$

ここで、 ω は現在のアーカイブに保存されている個体数であり、 $\omega_{\max}$ は設定したアーカイブに保存できる個体数である。探索は、システム評価とユーザ評価を同じ割合にして開始するが、終盤に向かうにつれてアーカイブに保存された個体数が増え、ユーザ評価を優先する。

3.5 フィルター

ユーザにストレスを感じさせずスムーズな探索を行うために、探索の早い段階でユーザの嗜好に合わない個体の提示を阻止する必要がある。そこで、しきい値 β を設定し、遺伝的操作が終了した個体のユーザ評価値がしきい値 β を上回っていた場合に、その個体を削除し、ランダムに新たな個体を生成する。

4 数値実験

提案システムの有効性を検証するために、先行システムを使用してもらい、被験者にアンケート調査を行った。以下、システムの操作方法、実験の設定および方法について概説し、実験結果と考察について述べる。

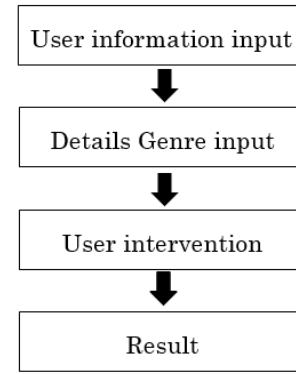


Fig. 3: The flow of the operation

4.1 操作方法

本システムにおけるユーザの操作の流れを Fig. 3 に示す。Fig. 3 におけるステータス選択は、ユーザの情報を直接入力してもらう。さらに、詳細なジャンル選択でよりユーザの特徴を反映させる狙いがある。以降、Fig. 3 に示したユーザ操作の詳細について述べる。

4.1.1 ステータス選択

ユーザの一部のステータスを取得するために、Fig. 4 の画面にてステータス選択を行う。ユーザは性別、好きなゲームジャンル、使用している端末の OS を選択し、決定ボタンを押す。

4.1.2 詳細なジャンル選択

ユーザの好きなゲームジャンルをより知るために、ステータス選択画面で選ばれた好きなジャンルを元にさらに詳細なジャンルを Fig. 5 の画面にて提示し、選択を行う。ユーザはその選択を行い決定ボタンを押す。

4.1.3 ユーザ介入 (ユーザ評価)

詳細なジャンル選択後、Fig. 6 の画面に切り替わり、候補となるゲームと、オプション画面が表示される。オプション画面の Good ボタンを押すことで保存し、Next ボタンを押すことで次のゲームが表示される。保存回数に制限はなく、気に入った個体が現れた数だけ保存してよい。ユーザが気に入った個体を保存することで嗜好情報を推定し、その後の探索に反映させユーザの嗜好に合った個体を提示する。

4.1.4 結果表示

設定した個数のゲームの提示を終えると、最終世代の中で最も評価が良いゲームが Fig. 6 のような形式で結果として表示される。

4.2 問題設定及びパラメータ設定

本実験では、「RPG」のゲームジャンルを含む 1298 個のスマホゲーム、「アクション」のゲームジャンルを含む 6294 個のスマホゲーム、「育成」のゲームジャンルを含む 662 個のスマホゲームの三種類のゲーム、合計 8254 個の Android に対応したスマホゲーム情報を使用した。

4.3 実験概要

提案システムの有効性を検証するために、20 代前半の大学生を中心とする被験者 5 名に提案システムを利用してもらい、アンケート調査を行った。



Fig. 4: Input window of statuses

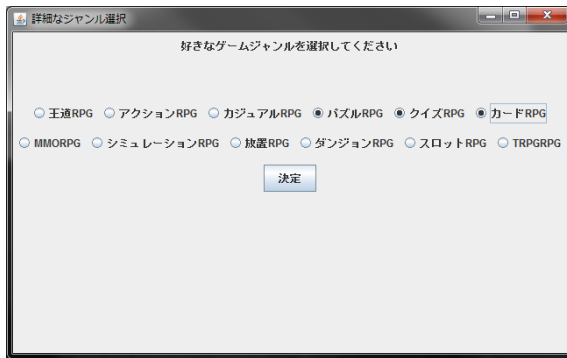


Fig. 5: Input window of detailed game genres

実験では、「掛かった時間」の計測を行い、アンケートとして「負担の軽さ」、「総合的な満足度」、「最終結果で提示したスマホゲームへの評価」について5段階評価（1:良い～5:悪い）で記入してもらった。

4.4 結果

20代前半の大学生を中心とする被験者5名の実験結果として、各項目の平均結果をTable 2に示す。以下

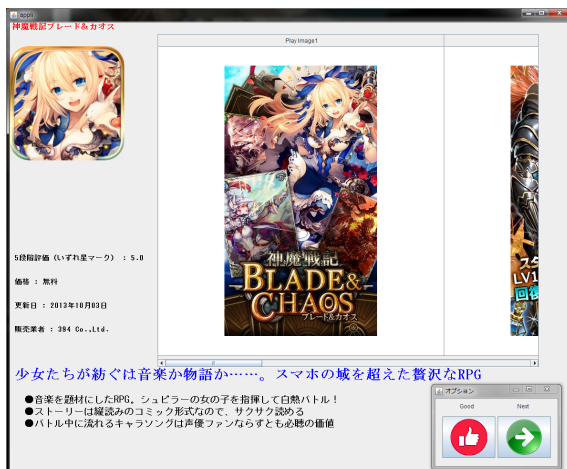


Fig. 6: Game presentation window

Table 2: Results(Average)

Questionnaire lists	avarage
Time[s]	345.4
Lightness of burden	1.8
Satisfaction rating of result	4.0
Satisfaction rating of proposed system	2.4

に、結果と考察について述べる。

負担の軽さ

全体的に負担は軽かったが、インターフェイスがいづらいうようにも見えた。しかし、それでも負担が少ないと感じたのは、普段のスマホゲームの選択がいか

最終結果で提示したスマホゲームへの評価

全体的に評価は良くなく、ユーザの嗜好をうまく反映できていない結果となった。原因としては、交叉を行う個体の選択方法がランダムで決定してることや、特徴のタグ数が少なかったこと、閾値の設定が緩かったことが原因であると思われる。

総合的な満足度

総合的な満足度は少しばらつきがある結果となった。満足度が低かった人は、スマホゲームを良くやる人に多く、興味の少ないゲームが多く提示されたことが原因であったと思われる。一方、満足度が高かった人は、様々なスマホゲームが見れて楽しかったことが大きく影響しているようであり、ユーザに「気づき」を与える重要な結果であったように思える。

掛かった時間

早い人で、2分弱、遅い人で11分弱であり、負担が大きい人ほど掛かった時間が大きく、負担が小さい人ほど掛かった時間が小さい傾向にあった。

5 まとめ

本論文では、協調型進化計算 (Cooperative Evolution by User and Sys-tem: CEUS) を利用したスマホゲームリコメンドシステムの提案を行った。提案システムは従来の自分の好きなゲームジャンル、特徴を基に選択する方法とスマホゲームレビューサイトなどの専門的なレビューによる外部の情報を基に選択する方法を融合を目指したものであり、より少ない負担でユーザの嗜好に合ったスマホゲームを推薦することを試みるものである。

最終結果で提示したスマホゲームへの評価は全体的に良くなかったが、それ以外のアンケート項目については良い評価であったため、嗜好推定の質がより向上出来さえすれば本システムは有用であることが考えられる。今後の課題としては、嗜好推定の質の向上、評価の重み付けの再検討、交叉を行う個体の選択方法の改善などがある。またそれだけではなくゲーム提示画面についても、ゲームプレイ画像の表示方法や、結果表示画面の変更、機能の追加などインターフェイスの改良を行っていきたい。

参考文献

- 1) 小野智司, 武田和大, 中山茂. "ユーザシステム協調型進化計算を用いた日本語アナグラム作成支援". 第3回進化学会研究会, Vol. 3, No. 3, pp. 85–97, 2012.

- 2) 渡邊真也, 斗澤将大, 中野啓祐, 小野智司. "ユーザシステム協調型進化計算を用いたアバター作成支援システムの提案". 情報処理学会論文誌, Vol. 7, No. 1, pp. 22-33, 2014.
- 3) H. Takagi. "Interactive evolutionary computation hunsion og the capabilities of ec optimization and human evaluation". *In Proc the IEEE*, Vol. 89, pp. 1275-1296, 2001.